

# Технология и технологические машины

УДК 621.9:004.032.26

10.18698/0536-1044-2016-10-49-56

## Разработка динамического паспорта станка на основе нейросетевого моделирования его рабочего пространства с использованием технологии nVidia CUDA и подходов глубокого обучения

Ю.Г. Кабалдин, Д.А. Шатагин, И.Л. Лаптев, Д.А. Сидоренков

ФГБОУ ВО Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексева, 603950, Н. Новгород,  
Российская Федерация, ул. Минина, д. 24

## The Development of the Machine-Tool Dynamic Passport Based on Neural Network Modeling of its Working Space Using nVidia CUDA Technology and Deep Learning Approaches

Y.G. Kabaldin, D.A. Shatagin, I.L. Laptev, D.A. Sidorenkov

Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, 603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation,  
Minin St., Bldg. 24



e-mail: [uru.40@mail.ru](mailto:uru.40@mail.ru), [Foxi-16@mail.ru](mailto:Foxi-16@mail.ru), [kpemis@nntu.nnov.ru](mailto:kpemis@nntu.nnov.ru), [kpemis@nntu.nnovl.ru](mailto:kpemis@nntu.nnovl.ru)



Предложена методика разработки индивидуального динамического паспорта станка, позволяющего в автоматизированном режиме определять оптимальные условия работы и наладки оборудования. Методика базируется на выявлении закономерностей между входными параметрами процесса резания, полученными на основе экспериментальных данных (режим резания, обрабатываемый материал, способ закрепления заготовки, геометрические параметры инструмента и заготовки), и выходными (амплитуда и частота колебаний, фрактальная размерность аттрактора) с использованием нейронной сети, адаптированной под регрессионный анализ. После обучения сети создана регрессионная нейросетевая модель процесса резания, позволяющая моделировать любые сочетания его входных параметров и анализировать значения выходных, тем самым определяя запас и область устойчивости системы в широком диапазоне ее наладки. Полученная нейросетевая модель отражает специфику динамики конкретного оборудования, что обеспечивает высокую производительность обработки без потери качества. Использование алгоритмов параллельных вычислений nVidia CUDA существенно ускоряет процесс обучения нейронной сети, что позволяет применять их в системах оперативной диагностики на производстве.

**Ключевые слова:** технологические системы, оптимальные режимы обработки, нейросетевое моделирование, нейронная сеть, параллельные вычисления.

**i** The authors propose a method of developing an individual dynamic passport of a machine-tool that allows them to determine optimal modes of operation and setup of the machine in an automated mode. The method is based on identifying the relationships between the input parameters of the cutting process using experimental data (mode of cutting, machined material, workpiece fixing method, tool geometry, geometric parameters of the workpiece) and the output parameters (amplitude, frequency, and fractal dimension of the attractor) using a neural network adapted to the regression analysis. After training, the regression neural network model of the cutting process is created, that is able to simulate any combination of the input parameters of the cutting process and analyze the output values, therefore determining the margin and area of the system stability in a wide setting range. The resulting neural network model reflects the dynamics of the specific equipment that leads to high output rates of machining without compromising quality. The use of nVidia CUDA parallel computing algorithms significantly accelerates the learning process of the neural network, and therefore makes it possible to use them in operational diagnostics in production systems.

**Keywords:** metal cutting system, optimization of machining modes, modeling, neural networks, parallel calculations.

Определение параметров технологической системы, обеспечивающих устойчивый режим механической обработки, является актуальной задачей на этапе подготовки производства. В реальном производстве определение оптимальных значений режимов обработки и наладки станка проводят с использованием справочников и опыта технолога [1]. Однако справочный материал зачастую дает только приблизительные расчеты параметров наладки станка и не учитывает его динамические характеристики, которые могут значительно различаться. Решением этой проблемы может стать разработка индивидуального динамического паспорта станка, позволяющего в автоматизированном режиме определять оптимальные условия работы и наладки оборудования.

Технологическая система описывается большим количеством параметров, в той или иной степени влияющих на такие выходные параметры системы резания, как амплитуда и частота колебаний, температура, силы и деформации, которые, в свою очередь, определяют производительность и качество обработанной поверхности. В связи с этим учесть все параметры в модели станка невозможно [2, 3]. Как правило, в любой сложной иерархической диссипативной системе с позиции синергетического подхода [4] существуют параметры порядка, определяющие поведение системы в целом. Учет этих факторов возможен при нейросетевом моделировании [5–16].

Цель работы — повышение производительности обработки резанием и качества выпускаемой продукции за счет применения динамиче-

ского паспорта станка на основе сверточных нейронных сетей и технологии параллельных вычислений nVidia CUDA.

Для определения параметров системы резания, оказывающих наибольшее влияние на динамику процесса резания, проведены экспериментальные исследования при точении твердосплавным инструментом в различных режимах резания. В ходе экспериментов значения вибросигнала регистрировали акселерометром, закрепленным на державке резца вблизи зоны резания. Полученный сигнал оцифровывали и обрабатывали с помощью специального программного обеспечения, позволяющего получать спектрограмму сигнала, вейвлет-скалограмму, реконструировать аттрактор и определять его фрактальную размерность [4, 5].

Для выявления элементов конструкции станка, оказывающих влияние на динамику резания, проведены исследования, позволяющие определить собственные частоты упругой системы станка. При этом использован метод ударных импульсов, что позволило зарегистрировать переходные процессы различных конструктивных элементов станка с последующей обработкой сигнала и определением его частотных составляющих. Исследования показали, что средние частоты на спектрограмме возбуждают резец и резцедержатель, высокие — пластина и механизм ее крепления, а низкие частоты возникают вследствие колебаний тяжелых элементов станка.

Образом автоколебаний в фазовом пространстве системы является аттрактор — предельное притягивающее множество. В динами-

ческой системе со степенью свободы более 1,5 возможен режим хаотических автоколебаний, при анализе которых необходимо использовать подходы нелинейной динамики. Один из таких подходов заключается в реконструкции аттрактора исследуемой системы по временному ряду вибросигнала с последующей оценкой ее устойчивости и степени хаотичности. Мерой устойчивости аттрактора системы является его фрактальная размерность. Полученные данные легли в основу определения параметров порядка динамической системы.

Как показали результаты эксперимента, наибольшее влияние на динамику процесса резания оказывают его режимы и обрабатываемый материал. Значимость того или иного параметра оценивали на основе сравнения сигналов, генерируемых обученной нейронной сетью с исследуемым параметром на входе и нейронной сетью без исследуемого параметра на входе. В процессе сравнения рассчитывали разницу

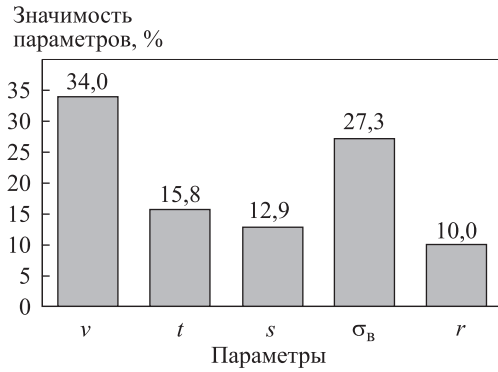


Рис. 1. Значимость управляющих параметров при механической обработке

показателей фрактальной размерности аттрактора динамической системы с исследуемым параметром и без него. На рис. 1 показана значимость управляющих параметров при механической обработке: скорости  $v$  и глубины  $t$  резания, подачи  $s$ , предела прочности  $\sigma_B$  и фазового параметра  $r$ .

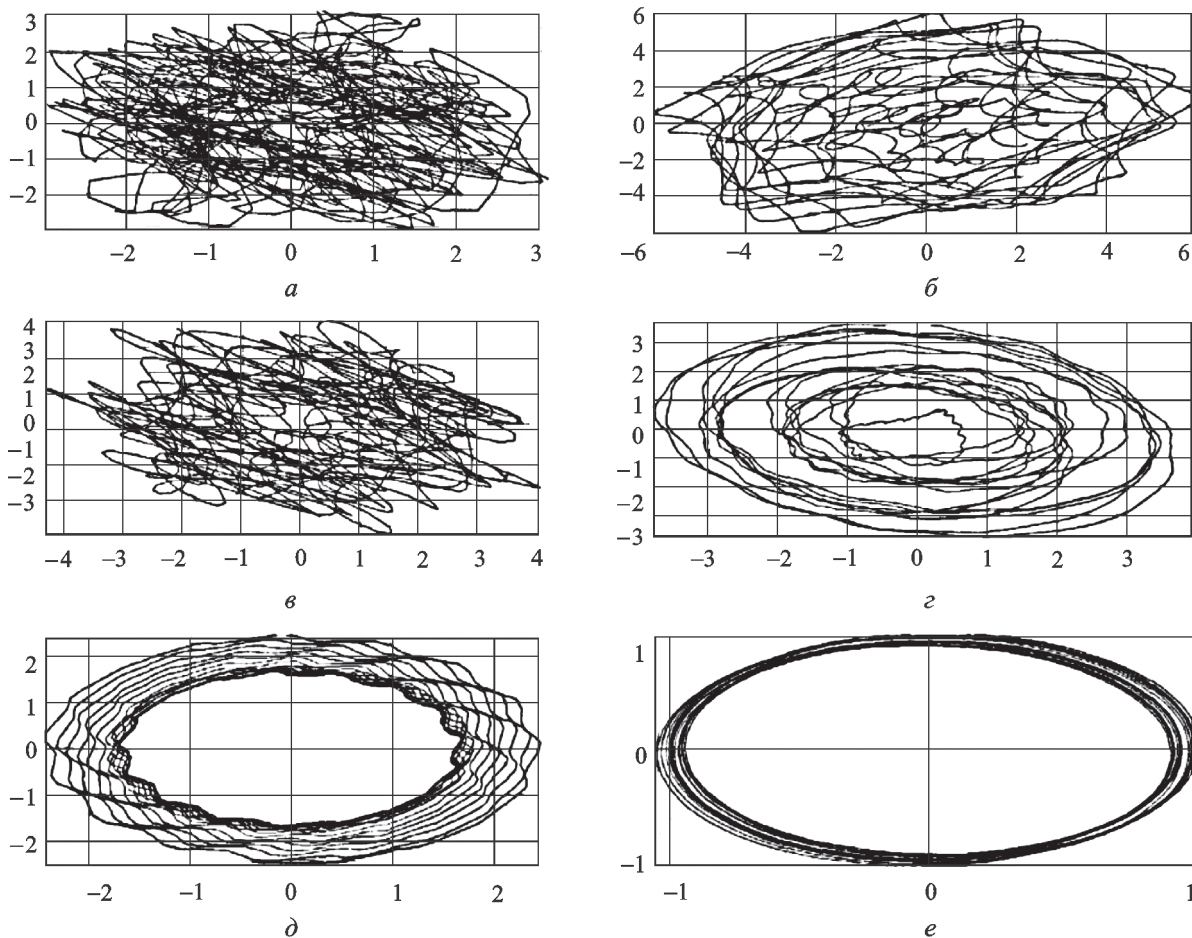


Рис. 2. Реконструкция аттракторов динамической системы резания по сигналам виброакустической эмиссии (сталь 45,  $t = 0,5$  мм,  $s = 0,11$  мм/об):

$a - v = 9$  м/мин;  $б - v = 17$  м/мин;  $в - v = 35$  м/мин;  $г - v = 69$  м/мин;  $д - v = 138$  м/мин;  $е - v = 221$  м/мин

В ходе эксперимента реконструированы аттракторы системы и определена их фрактальная размерность. На рис. 2 представлены аттракторы системы резания при изменении скорости резания.

Как видно из рис. 2, при низких скоростях резания колебания носят хаотичный характер, а при увеличении скорости происходит перестройка фазового портрета на устойчивый предельный цикл. Выявлены также зависимости между фрактальной размерностью аттрактора и износом инструмента по задней поверхности: увеличение износа тоже приводит к перестройке фазового портрета динамической системы. Полученные данные легли в основу обучения нейросетевой модели системы резания.

Для выявления закономерностей между входными параметрами процесса резания, полученными на основе экспериментальных данных (режим резания, обрабатываемый материал, способ закрепления заготовки, геометрические параметры инструмента и заготовки), и выходными (амплитуда и частота колебаний, фрактальная размерность аттрактора) применяли нейронную сеть [3, 5], адаптированную под регрессионный анализ. После обучения сети создавали регрессионную нейросетевую модель процесса резания, позволяющую моделировать любые сочетания входных параметров процесса резания и анализировать значения выходных, тем самым определяя запас и область устойчивости системы в широком диапазоне ее наладки. Такая нейросетевая модель отражает специфику динамики конкретного оборудования, что обеспечивает высокую производительность обработки без потери качества. Полученная структура нейронной сети представляет собой многослойный перцептрон с глубинным обучением (deep learning).

Учитывая большое количество данных в оцифрованном сигнале акустической эмиссии, задача повышения производительности обучения и работы нейронной сети становится актуальной. Современным подходом к повышению ее производительности являются технологии параллельного вычисления [4]. Как показали исследования, распараллеливание можно осуществлять как на ядрах центрального процессора, так и с использованием ядер графического процессора.

При решении задач спектрального анализа с последующим обучением нейронной сети целесообразно разбить частотный спектр сигнала на

зоны высоких (HF), средних (MF) и низких (LF) частот. Такой подход позволяет проводить отдельное обучение нейронной сети для высоких (HFNN), средних (MFNN) и низких частот (LFNN) на трех отдельных ядрах центрального процессора параллельно. После обработки, полученные данные спектров объединяют в одной спектрограмме, которая полностью характеризует происходящие процессы в исследуемой системе.

Для обучения нейронной сети разработан параллельный алгоритм обучения на GPU (графических процессорах) с использованием технологии nVidia CUDA и подходов глубинного обучения. В данной работе нейросетевой подход использован для решения следующих задач:

- моделирование динамики процесса механообработки во времени в зависимости от управляющих параметров;
- обучение сети на множестве временных рядов, описывающих различные варианты динамики станка при различных начальных параметрах (скорость и глубина резания, подача и т. д.);
- экстраполяция и прогноз поведения динамической системы станка в условиях, отличных от тех, на которых проводят обучение сети.

При разработке структуры нейронной сети необходимо учитывать ее тип, количество слоев нейронов, входных и выходных параметров, а также алгоритм обучения. Как правило, количество слоев нейронов определяют опытным путем при ее обучении. При достижении оптимальной погрешности обучения фиксируют конечное значение слоев нейронной сети. Количество входов и выходов определяется назначением сети.

В настоящее время существует множество способов обучения нейронных сетей. В данной работе использован современный метод глубокого обучения. В случае простой нейронной сети прямого распространения глубина соответствует количеству слоев сети. Этот метод позволяет успешно обучать нейронную сеть с большим количеством слоев, тем самым повышая точность и адекватность ее работы. Как правило, нейронная сеть со сложной структурой имеет низкую скорость и точность обучения. Для устранения этих недостатков применены подходы параллельных вычислений, использующих графические карты с технологией nVidia CUDA и специальная архитектура свер-

точных нейронных сетей, входящая в состав метода глубокого обучения.

Сверточная нейронная сеть (рис. 3) включает в свой состав сверточный, субдискретизирующий и полносвязный слои. Первые два типа слоев, чередуясь между собой, формируют входной вектор признаков для многослойного персептрона. Такой подход позволяет распознавать образы и их характерные детали в сильно зашумленных сигналах, создавая абстракции высокого уровня. Такие сети хорошо проявляют себя при решении задач классификации и кластеризации, применяемых при распознавании изображений, звуков, речи и других сложных сигналов.

Количество сверточных и субдискретизирующих слоев определяют в зависимости от размера вектора входных данных. Как правило, каждый последующий слой, участвующий в свертке, должен быть меньше предыдущего. Окончательное количество слоев определяется допустимой погрешностью и скоростью обучения. Структура сети — однонаправленная и многослойная.

Для повышения производительности работы нейронных сетей и скорости их обучения предложено использовать ядра графических процессоров и технологию nVidia CUDA. Технология CUDA — архитектура параллельных вычислений компании nVidia, позволяющая существенно увеличить вычислительную производительность благодаря применению GPU. Платформа параллельных вычислений CUDA обеспечивает набор расширений для языков C и C++, позволяющих выражать параллелизм как данных, так и задач на уровне мелких и крупных структурных единиц. Возможен выбор средства разработки: языки высокого уровня (C, C++, Fortran) или же открытые стандарты (директивы OpenACC). В разработанных нейронных сетях использована библиотека параллельных вычислений cuDNN, предоставляемая компанией NVIDIA, часто применяемая в приложениях по работе со сверточными нейронными сетями и использующая подходы глубокого обучения. Такая библиотека содержит распараллеленные операции по свертке функций, включая кросскорреляцию, для сверточных нейронных сетей, маршруты в прямом и обратном направлении для многих функций и алгоритмов (сигмоид, гиперболический тангенс и др.), а также функции активации нейронов.

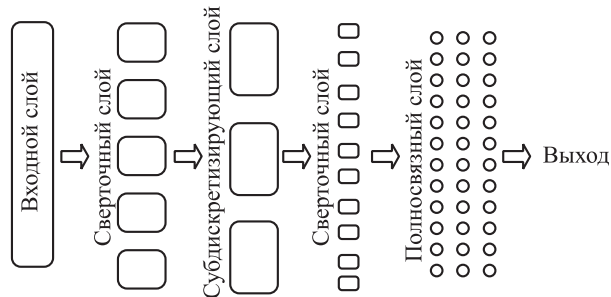


Рис. 3. Структура сверточной нейронной сети

В обычном случае при использовании только ядра центрального процессора все операции в нейронной сети протекают последовательно — шаг за шагом. Структура нейронной сети подразумевает множество небольших параллельных задач, таких как определение суммы весов и активационной функции для каждого нейрона в слое, свертка функций в каждом слое и процесс обучения. Эти небольшие задачи можно решать на ядрах графических процессоров параллельно. Ядра графических процессоров отличаются от ядер центральных процессоров низкой тактовой частотой. Однако в современных графических картах их количество является значительным (более 3 000 шт.), что обеспечивает существенное увеличение производительности. Современные технологии позволяют использовать множество графических карт одновременно для решения одной задачи, что приводит к использованию большего количества ядер. Пример сверточной нейронной сети с использованием технологии параллельных вычислений nVidia CUDA показан на рис. 4.

Проверка адекватности работы нейронной сети показала высокие результаты. Спектры сигналов, полученных при эксперименте и нейросетевом моделировании, различались по амплитуде на 3...5 % во всем диапазоне частот. Такой результат раскрывает широкий потенциал использования динамического паспорта станка на основе нейронной сети в реальных производственных условиях. Применение технологии параллельного обучения позволило увеличить производительность расчетов в 10 раз. Дальнейшее ее повышение возможно за счет увеличения количества используемых ядер графических процессоров.

Таким образом, разработка динамического паспорта станка на основе нейронных сетей с алгоритмом параллельного обучения позволяет определять области динамической устойчиво-

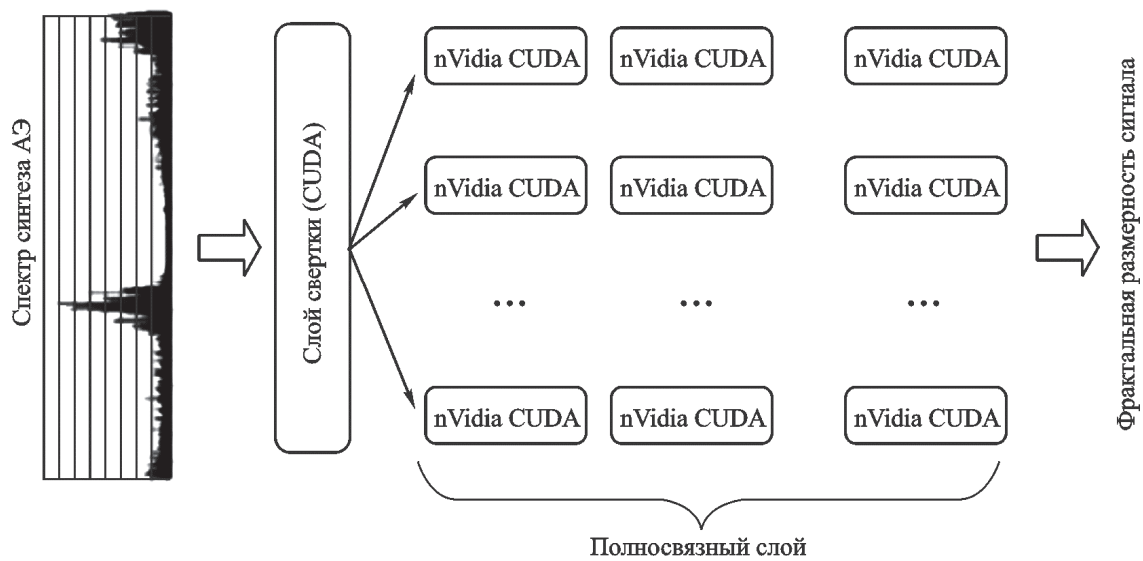


Рис. 4. Распараллеливание обучения сети для регрессионного анализа спектра сигнала акустической эмиссии (АЭ)

сти процесса резания на конкретном оборудовании и назначать оптимальные режимы обработки и наладки станка. Подходы нелинейной динамики дают возможность строить аттракторы системы резания и проводить оценку их фрактальной размерности, а также выявлять хаотические автоколебания при резании и потерю устойчивости системы резания. Использование алгоритмов параллельных вычислений nVidia CUDA существенно ускоряет процесс обучения нейронной сети, что позволяет применять их в системах оперативной диагностики на производстве.

В общем случае нейросетевая модель, построенная по принципу *вход-выход*, является статической, так как ее выходное значение определяется только значением текущего актуального входа сети и не зависит от предыстории входного воздействия. Следовательно, такая модель не учитывает динамику предыдущих состояний технологической системы, что является существенным недостатком.

В связи с этим следует отметить следующую особенность реализации нейронной сети. В ее структуру заложена обратная связь выходного значения (значения сигнала в последующий момент времени) с подмножеством входов нейронной сети (отсчеты временного ряда на заданное число предыдущих моментов времени). Данная особенность архитектуры сети позволяет учесть влияние динамики, отмеченной в предыдущие моменты времени, на последующие моменты. Это позволило повысить

адекватность и степень соответствия модели реальной динамической системы станка, в которой такое влияние является признанным фактом.

Хранение предыстории входных воздействий в подобных моделях реализовано с помощью блока входных нейронов, в котором содержатся  $k$  предыдущих отсчетов моделируемого временного ряда. Следует отметить, что в идеальном варианте следовало бы хранить все предыдущие отсчеты, а не только некоторое  $k$ -подмножество. Однако на практике не всегда можно учесть все предыдущие состояния динамической системы резания вследствие большого количества данных временного ряда. Таким образом, появляется возможность обучить данную сеть на нескольких выборках, описывающих различную динамику работы станка, например, при разных скоростях резания.

## Выводы

1. Разработан динамический паспорт станка на основе сверточных нейронных сетей с применением технологии параллельных вычислений nVidia CUDA, позволяющий назначать оптимальные режимы обработки с учетом текущего состояния оборудования.

2. Рассмотрена возможность применения подходов нелинейной динамики для определения области устойчивости системы резания и выявления хаотических режимов работы.

## Литература

- [1] Барановский Ю.В., ред. *Режимы резания металлов: справочник*. Москва, НИИТавтопром, 1995. 456 с.
- [2] Кудинов В.А. *Динамика станков*. Москва, Машиностроение, 1967. 359 с.
- [3] Кабалдин Ю.Г., Лаптев И.Л., Шатагин Д.А., Серый С.В. *Диагностика динамической устойчивости и износа инструмента в технологических системах на основе искусственного интеллекта с использованием вычислений nVidia CUDA при удаленном доступе*. Н. Новгород, Нижегород. гос. тех. ун-т им. Р.Е. Алексеева, 2014. 112 с.
- [4] Кабалдин Ю.Г., Биленко С.В., Серый С.В. *Управление динамическим качеством металлорежущих систем на основе искусственного интеллекта*. Комсомольск-на-Амуре, Комсомольский-на-Амуре гос. техн. ун-т, 2004. 240 с.
- [5] Ежов А.А., Шумский С.А. *Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе*. Москва, МИФИ, 1998. 224 с.
- [6] Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н., Миркес Е.М., Новоходько А.Ю., Россиев Д.А., Терехов С.А., Сенашова М.Ю., Царегородцев В.Г. *Нейроинформатика*. Новосибирск, Наука, 1998. 296 с.
- [7] Уоссермен Ф. *Нейрокомпьютерная техника: теория и практика*. Москва, Мир, 1992. 127 с.
- [8] Замятин Н.В., Мединцев Д.В. Методика нейросетевого моделирования сложных систем. *Известия Томского политехнического университета*, 2006, т. 309, № 8, с. 100–106.
- [9] Еремин Д.М., Гарцев И.Б. *Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления*. Москва, Изд-во МИРЭА, 2004. 75 с.
- [10] Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. *Нейроуправление и его приложения*. Кн. 2. Москва, ИПРЖР, 2000. 272 с.
- [11] Попов Э.В., Фоминых И.Б., Кисель Е.Б., Шапот М.Д. *Статические и динамические экспертные системы*. Москва, Финансы и статистика, 1996. 320 с.
- [12] Нейлор К. *Как построить свою экспертную систему*. Москва, Энергоатомиздат, 1991. 284 с.
- [13] Попов Э.В., ред. *Искусственный интеллект. В 3-х кн. Кн. 1. Системы общения и экспертные системы: справочник*. Москва, Радио и связь, 1990. 464 с.
- [14] Поспелов Д.А., ред. *Искусственный интеллект. В 3-х кн. Кн. 2. Модели и методы: справочник*. Москва, Радио и связь, 1990. 304 с.
- [15] Захаров В.Н., Хорошевский В.Ф. *Искусственный интеллект. В 3-х кн. Кн. 3. Программные и аппаратные средства: справочник*. Москва, Радио и связь, 1990. 304 с.
- [16] Лорьер Ж.Л. *Системы искусственного интеллекта*. Москва, Мир, 1991. 342 с.

## References

- [1] *Rezhimy rezaniia metallov: spravochnik* [Metal cutting modes: a guide]. Ed. Baranovskii Iu.V. Moscow, NIITavtoprom publ., 1995. 456 p.
- [2] Kudinov V.A. *Dinamika stankov* [Machine dynamics]. Moscow, Mashinostroenie publ., 1967. 359 p.
- [3] Kabaldin Iu.G., Laptev I.L., Shatagin D.A., Seryi S.V. *Diagnostika dinamicheskoi ustoichivosti i iznosa instrumenta v tekhnologicheskikh sistemakh na osnove iskusstvennogo intellekta s ispol'zovaniem vychislenii nVidia CUDA pri udalennom dostupe* [Diagnosis of dynamic stability and tool wear in technological systems based on artificial intelligence using nVidia CUDA computing for remote access]. N. Novgorod, Nizhny Novgorod State Technical University publ., 2014. 112 p.
- [4] Kabaldin Iu.G., Bilenko S.V., Seryi S.V. *Upravlenie dinamicheskim kachestvom metallorezhushchikh sistem na osnove iskusstvennogo intellekta* [Management dynamic quality of cutting systems based on artificial intelligence]. Komsomol'sk-na-Amure, Komsomolsk-na-Amure State Technical University publ., 2004. 240 p.
- [5] Ezhov A.A., Shumskii S.A. *Neirokomp'uting i ego primeneniia v ekonomike i biznese* [Neurocomputing and its application in economics and business]. Moscow, MIFI publ., 1998. 224 p.
- [6] Gorban' A.N., Dunin-Barkovskii V.L., Kirдин A.N., Mirkes E.M., Novokhod'ko A.Iu., Rossiev D.A., Terekhov S.A., Senashova M.Iu., Tsaregorodtsev V.G. *Neiroinformatika* [Neuroinformatics]. Novosibirsk, Nauka publ., 1998. 296 p.

- [7] Uossermen F. *Neirokomp'iuternaia tekhnika: teoriia i praktika* [Neurocomputing equipment: theory and practice]. Moscow, Mir publ., 1992. 127 p.
- [8] Zamiatin N.V., Medintsev D.V. Metodika neurosetevogo modelirovaniia slozhnykh system [Technique of neural modelling of complex systems]. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Tomsk Polytechnic University]. 2006, vol. 309, no. 8, pp. 100–106.
- [9] Eremin D.M., Gartsev I.B. *Iskusstvennyye neironnye seti v intellektual'nykh sistemakh upravleniia* [Artificial neural network in intelligent control systems]. Moscow, MIREA publ., 2004. 75 p.
- [10] Sigeru Omatu, Marzuki Khalid, Rubiia Iusof. *Neiroupravlenie i ego prilozheniia* [Neurocontrol and its applications]. Book 2. Moscow, IPRZhR publ., 2000. 272 p.
- [11] Popov E.V., Fominykh I.B., Kisel' E.B., Shapot M.D. *Sticheskie i dinamicheskie ekspertnye sistemy* [Static and dynamic expert systems]. Moscow, Finansy i statistika publ., 1996. 320 p.
- [12] Neilor K. *Kak postroit' svoiu ekspertnuiu sistemu* [How to build your expert system]. Moscow, Energoatomizdat publ., 1991. 284 p.
- [13] *Iskusstvennyi intellekt. V 3-kh kn. Kn. 1. Sistemy obshcheniia i ekspertnye sistemy: spravochnik* [Artificial Intelligence. In 3 Vol. Vol. 1. The communication systems and expert systems: a handbook]. Ed. Popov E.V. Moscow, Radio i sviaz' publ., 1990. 464 p.
- [14] *Iskusstvennyi intellekt. V 3-kh kn. Kn. 2. Modeli i metody: spravochnik* [Artificial Intelligence. In 3 Vol. Vol. 2. Models and methods: a handbook]. Ed. Pospelov D.A. Moscow, Radio i sviaz' publ., 1990. 304 p.
- [15] Zakharov V.N., Khoroshevskii V.F. *Iskusstvennyi intellekt: V 3-kh. Kn. 3. Programmnye i apparatnye sredstva: spravochnik* [Artificial Intelligence. In 3 Vol. Vol. 3. Software and hardware: a handbook]. Moscow, Radio i sviaz' publ., 1990. 304 p.
- [16] Lor'er Zh.L. *Sistemy iskusstvennogo intellekta* [Artificial Intelligence systems]. Moscow, Mir publ., 1991. 342 p.

Статья поступила в редакцию 06.09.2016

## Информация об авторах

**КАБАЛДИН Юрий Георгиевич** (Нижний Новгород) — профессор кафедры «Технология и оборудование машиностроения». ФГБОУ ВО Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Нижний Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: uru.40@mail.ru).

**ШАТАГИН Дмитрий Александрович** (Нижний Новгород) — аспирант кафедры «Технология и оборудование машиностроения». ФГБОУ ВО Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Нижний Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: Foxi-16@mail.ru).

**ЛАПТЕВ Игорь Леонидович** (Нижний Новгород) — доцент, зав. кафедрой «Технология и оборудование машиностроения». ФГБОУ ВО Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Нижний Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: kpmis@nntu.nnov.ru).

**СИДОРЕНКОВ Дмитрий Альбертович** (Нижний Новгород) — аспирант, младший научный сотрудник кафедры «Технология и оборудование машиностроения». ФГБОУ ВО Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Нижний Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: kpmis@nntu.nnovl.ru).

## Information about the authors

**KABALDIN Yuriy Georgievich** (Nizhny Novgorod) — Professor, Department of Mechanical Engineering Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation, Minin St., Bldg. 24, e-mail: uru.40@mail.ru).

**SHATAGIN Dmitriy Aleksandrovich** (Nizhny Novgorod) — Postgraduate, Department of Mechanical Engineering Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation, Minin St., Bldg. 24, e-mail: Foxi-16@mail.ru).

**LAPTEV Igor Leonidovich** (Nizhny Novgorod) — Associate Professor, Head of Department of Mechanical Engineering Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Russian Federation, Nizhny Novgorod, Minin St., Bldg. 24, e-mail: kpmis@nntu.nnov.ru).

**SIDORENKOV Dmitriy Albertovich** (Nizhny Novgorod) — Postgraduate, Junior Researcher, Department of Mechanical Engineering Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Russian Federation, Nizhny Novgorod, Minin St., Bldg. 24, e-mail: kpmis@nntu.nnovl.ru).